

Оптимизация вычислительной сложности алгоритмов сжатия с потерями гиперспектральных изображений

Л.И. Лебедев¹, А.О. Шахлан²

¹ННГУ им. Н.И. Лобачевского, Ульянова 10, Нижний Новгород, 603005, Россия

²МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2-я Бауманская 5, стр.1, Москва, 105005, Россия

Аннотация. В работе рассматривается решение задачи увеличения быстродействия алгоритма сжатия гиперспектральных изображений (ГСИ), базирующийся на методах распознавания. Предлагаются два метода уменьшения вычислительной сложности алгоритма сжатия с потерями. Первый способ основан на использовании результатов сжатия, полученных при других параметрах, в том числе и метода распознавания. Второй метод базируется на адаптивном разбиении пикселей гиперспектрального изображения на кластеры и вычислении оценок сходства только с эталонами одного из подмножеств. Получены теоретические и практические оценки увеличения быстродействия алгоритма сжатия.

1. Введение

Основная идея методов сжатия с использованием методов распознавания заключается в подмене исходного описания пикселя (сигнатуры) $\mathbf{y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ на записи постоянной длины Υ со значениями параметров, полученных при распознавании. В среднем, как правило, сходных с \mathbf{y} пикселей достаточно много, а описание \mathbf{y} значительно больше описания Υ , что обеспечивает эффективность сжатия ГСИ. В качестве основных методов распознавания рассмотрим методы сравнения с эталонами. Распознавание на основе методов сравнения с эталонами заключается в установлении сходства (близости) некоторого пикселя \mathbf{y} к классу эквивалентности $K(\mathbf{y}^e, A)$, порождаемому эталоном \mathbf{y}^e и заданным оператором преобразования A . В качестве оценки близости $\varepsilon_m(A)$ пикселя \mathbf{y} с эталоном \mathbf{y}^e используется минимальную среднеквадратическую ошибку $\varepsilon(A)$ (NSE) по параметрам оператора A :

$$\varepsilon_m(A) = \min_A \varepsilon(A) = \frac{1}{n} \cdot \|\mathbf{y} - A(\mathbf{y}^e)\|^2 = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - A(y_i^e))^2. \quad (1)$$

Алгоритм сжатия ГСИ базируется на распознавании методами сравнения с эталонами, используемом в режиме самообучения, при котором множество эталонов формируется на основе нераспознанных сигнатур. При различных операторах преобразований A можно на основе решения оптимизационной задачи (1) получить несколько критериев оценок сходства и на их основе методов распознавания.

2. Критерии оценок близости сигнатур

Рассмотрим некоторые критерии вычисления оценок сходства:

$$\begin{aligned}
 A(\mathbf{y}^e) = \mathbf{y}^e : \quad \varepsilon_m^{nt} &= M(\mathbf{y}^e)^2 + M\mathbf{y}^2 - 2 \cdot M\mathbf{y}^e\mathbf{y} , \\
 A(\mathbf{y}^e) = \mathbf{y}^e + \Delta\mathbf{y}^e : \quad \varepsilon_m^{ot} &= D\mathbf{y}^e + D\mathbf{y} - 2 \cdot \text{cov}(\mathbf{y}^e, \mathbf{y}) , \quad \Delta\mathbf{y}^e = M\mathbf{y} - M\mathbf{y}^e , \\
 A(\mathbf{y}^e) = k_m \cdot \mathbf{y}^e : \quad \varepsilon_m^{st} &= M\mathbf{y}^2 - M^2(\mathbf{y}^e\mathbf{y})/M(\mathbf{y}^e)^2 , \quad k_m = M(\mathbf{y}^e\mathbf{y})/M(\mathbf{y}^e)^2
 \end{aligned} \tag{2}$$

$$A(\mathbf{y}^e) = k_m \cdot \mathbf{y}^e + \Delta\mathbf{y}^e : \quad \varepsilon_m^{at} = D\mathbf{y} - \text{cov}^2(\mathbf{y}^e, \mathbf{y})/D\mathbf{y}^e , \quad k_m = \text{cov}(\mathbf{y}^e, \mathbf{y})/D\mathbf{y}^e , \quad \Delta\mathbf{y}^e = M\mathbf{y} - k_m \cdot M\mathbf{y}^e .$$

В приведенных формулах $M\mathbf{y}$, $M\mathbf{y}^e$, $M\mathbf{y}^2$, $M(\mathbf{y}^e)^2$ обозначают начальные моменты первого и второго порядков текущей сигнатуры и эталона; $M\mathbf{y}^e\mathbf{y}$ - смешанный ковариационный момент; $D\mathbf{y}$, $D\mathbf{y}^e$ - дисперсии сигнатуры и эталона; $\text{cov}(\mathbf{y}^e, \mathbf{y})$ - корреляционный момент; $\Delta\mathbf{y}^e$, k_m - смещение и коэффициент масштабирования [1-3].

3. Алгоритм распознавания с самообучением

На основе оценок близости (2) в соответствии с алгоритмом распознавания для каждого эталонного пикселя \mathbf{y}^e и текущей сигнатуры \mathbf{y} вычисляется значение $\varepsilon_m(\mathbf{y}, \mathbf{y}^e)$, среди которых находится наименьшая $\varepsilon_{\min}(\mathbf{y})$. Если эта оценка больше заданного порога $\varepsilon_{\min}(\mathbf{y}) > \delta$, то на основе описания сигнатуры \mathbf{y} формируется новый эталон. При $\varepsilon_{\min}(\mathbf{y}) < \delta$ пиксель считается распознанным и на основе полученных параметров формируется соответствующая запись в выходном файле. Для всех приведенных оценок сходства (2) в обязательном порядке двухбайтовой переменной передается номер эталона. Значения $\Delta\mathbf{y}^e$ и k_m передаются действительными переменными. Поэтому, длины структур для записи параметров в зависимости от используемой оценки сходства будут равны соответственно 2, 6, 6 и 10 байт.

4. Оптимизация вычислений в алгоритме сжатия ГСИ

Рассмотрим две возможности увеличения быстродействия рассматриваемого алгоритма сжатия. Из алгоритма распознавания следует, что количество получаемых эталонов зависит от пороговой величины δ , которая в свою очередь определяется погрешностью, ограниченной некоторым процентом σ от текущей сигнатуры. Тогда распознавание и, следовательно, сжатие будет производиться с использованием адаптивного порога $\delta = (0.01 \cdot \sigma)^2 \cdot M\mathbf{y}^2$. Из анализа формулы (2) следует, что при сжатии ГСИ с оценкой сходства ε_m^{at} количество эталонов будет наименьшим среди всех алгоритмов сжатия, использующих остальные оценки близости. В свою очередь алгоритмы сжатия на базе оценок близости ε_m^{st} и ε_m^{ot} имеют преимущества по быстродействию над алгоритмом, использующем оценку близости ε_m^{nt} . Аналогично, чем больше значение σ , тем меньше эталонов получается в процессе распознавания и тем самым будет меньше время сжатия ГСИ. Поэтому, в целях уменьшения времени сжатия более трудоемкими алгоритмами необходимо воспользоваться результатами сжатия более быстродействующих алгоритмов сжатия. Модификация алгоритма сжатия в этом варианте заключается в вычислении оценки сходства только с эталонами порожденными эталоном быстродействующего алгоритма. Вторая модификация алгоритма сжатия базируется на текущем разбиении на кластеры распознаваемых сигнатур и в каждом из них формировании собственных эталонов. Поэтому, если текущая сигнатура будет отнесена к какому-либо кластеру, оценка сходства будет формироваться на основе эталонов этого кластера. Разбиение на кластеры осуществляется в пространстве признаков, которые могут быть легко получены при вычислении начальных моментов первого и второго порядков текущих пикселей. Оценим вычислительную сложность методов распознавания на основе предлагаемых оценок сходства. Пусть функция зависимости числа используемых эталонов от текущего распознаваемого номера пикселя задается формулой $v = [f(u)]$, причем $m = f(N)$, $f(0) = 0$, в которой N - количество пикселей изображения, а m - количество эталонов, полученных при сжатии изображения. Функция $v = [f(u)]$ является кусочно-постоянной и, следовательно,

увеличение числа эталонов на единицу происходит при сжатии пикселей с номерами $u = N_i$. Отсюда, $f(N_i) - f(N_{i-1}) = 1$, из выражения которого можно найти номера пикселей N_i . Тогда вычислительная сложность алгоритма сжатия ГСИ будет определяться формулой:

$$C = \sum_{i=1}^m i \cdot (N_i - N_{i-1}) \cdot O(n), \quad (3)$$

где $O(n)$ - сложность получения оценки сходства пикселя с эталоном. Если предположить, что $f(u)$ является линейной функцией (L), то так как $N_i - N_{i-1} = N/m$, то $C(L) = [N \cdot (m+1) / 2] \cdot O(n)$. Однако, как правило, число эталонов растет быстрее на начальном этапе сжатия и замедляется к завершению процесса распознавания пикселей ГСИ. Если в качестве функции, аппроксимирующей график зависимости числа эталонов от количества обработанных пикселей, взять параболу (P) $u = N \cdot v^2 / m^2$, то из выражения $m \cdot \sqrt{N_i / N} - m \cdot \sqrt{N_{i-1} / N} = 1$, следует $N_i - N_{i-1} = N / m^2 \cdot (2 \cdot i - 1)$. Отсюда, вычислительную сложность алгоритма сжатия ГСИ в этом случае можно оценить величиной $C(P) = [N \cdot (m+1) \cdot (4 - 1/m) / 6] \cdot O(n)$, и следовательно, $C(P) / C(L) \approx 4/3$. В случае кубической зависимости (K) $u = N \cdot v^3 / m^3$ сложность вычислений равна $C(K) = [N \cdot (m+1) \cdot (3 - 1/m) / 4] \cdot O(n)$, а $C(K) / C(L) \approx 3/2$. Для предложенных функций аппроксимации сложность вычислений алгоритма распознавания пропорциональна $N(m+1)$ и, следовательно, если число эталонов будет $M > m$, то при сохранении того же закона распределения время сжатия ГСИ увеличится в M/m раз. Отметим, что увеличение времени сжатия ГСИ не зависит от закона распределения.

5. Экспериментальные исследования

Эксперименты в области решения задач распознавания проводились на файле ГСИ f100520t01p00r12 спектрометра AVIRIS на основе 224 частот с длинами волн в диапазоне от 365.9298 до 2496.236 нм. Исходное ГСИ было представлено матрицей размерами 813×2109 пикселей с разрешением 17.3 м. Использовался двухбайтовый формат представления значений амплитуды спектра. В начале была проведена фильтрация (коррекция значений) спектральных образов исходного ГСИ. Ее суть заключалась в замене отрицательных величин сигнатуры на данные, полученные при кусочно-линейной аппроксимации по ближайшим положительным значениям. Сигнатуры с полностью отрицательными или положительными значениями компонент не корректировались. Количество пикселей с полностью отрицательными значениями составило 207055 из 1714617 ($\approx 12\%$).

Сжатие с адаптивным порогом, вычисляемым при значении $\sigma = 2$ для перечисленных в (2) оценок сходства было получено соответственно 2582, 1841, 976 и 785 эталонов. Так как можно ожидать, что вычислительная сложность сжатия пропорциональна количеству получаемых при распознавании эталонов, то время работы алгоритма может отличаться до 3.3 раз при использовании разных оценок сходства. На рисунке 1 представлены графики зависимости количества используемых эталонов от текущего номера распознаваемого пикселя ГСИ для различных оценок сходства. На рисунке 2 представлены графики различных функций а) – с), аппроксимирующих зависимость количества используемых эталонов от текущего номера д). На рисунке 3 представлена гистограмма количества сигнатур, распознанных каждым эталоном при использовании оценки \mathcal{E}_m^{st} . Из представленных графиков можно сделать вывод, что основная масса пикселей кодируется на базе первой трети эталонов. Однако, оставшиеся пиксели будут при кодировании использовать практически весь набор эталонов. А это ведет к увеличению времени работы алгоритма. При использовании модификации алгоритма сжатия с использованием результатов, полученных при распознавании с оценкой \mathcal{E}_m^{st} , каждая сигнатура будет в среднем сравниваться только с тремя эталонами.

В результате сжатие с оценкой ε_m^{nt} было получено в десятки раз быстрее, чем при использовании исходного алгоритма. Еще эффективней получилось применение модифицированного алгоритма для сжатия ГСИ при использовании той же оценки ε_m^{st} при параметре $\sigma = 1$, так как количество эталонов в этом случае возрастает до 12232.

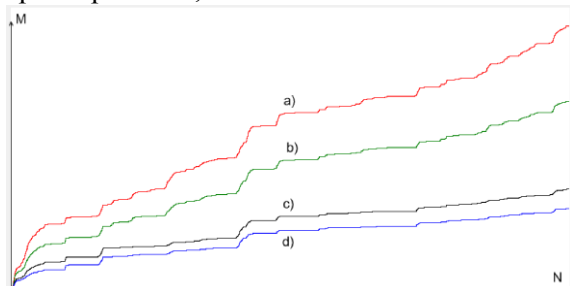


Рисунок 1. Графики зависимости количества используемых эталонов от текущего номера пикселя ГСИ при сжатии с оценками: а) $-\varepsilon_m^{nt}$; б) $-\varepsilon_m^{ot}$; в) $-\varepsilon_m^{st}$; д) $-\varepsilon_m^{at}$.

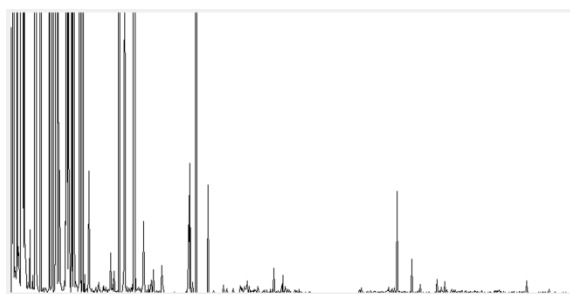


Рисунок 3. Гистограмма количества распознанных пикселей ГСИ от номера эталона.

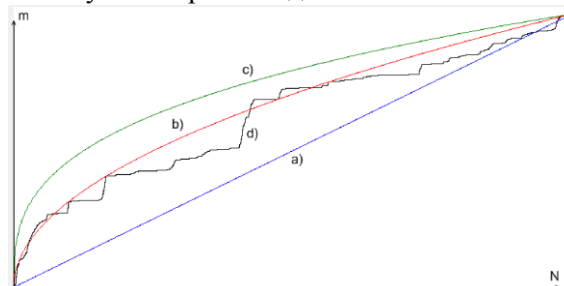


Рисунок 2. Графики аппроксимации исходной зависимости $m = f(N)$, полученной при сжатии с оценкой ε_m^{st} – график d), функциями: а) – линейной; б) $m = k \cdot \sqrt{N}$; в) $m = k \cdot \sqrt[3]{N}$.

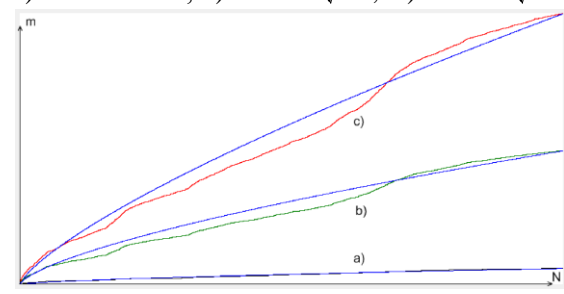


Рисунок 4. Графики зависимостей числа эталонов от номера пикселя при различных порогах: а) $\sigma = 10$; б) $\sigma = 6$; в) $\sigma = 5$ и их аппроксимация функциями $m = k \cdot N^\mu$.

Вторая модификация опиралась на выделении кластеров в пространстве признаков, которые получены на основе группировок пикселей. В результате при $\sigma = 5$ для оценки сходства ε_m^{at} было получено для данного гиперспектрального изображения около трех десятков кластеров с различным составом эталонов. Это позволило уменьшить на порядок время работы алгоритма сжатия. Рассмотрим эффективность решения задачи оптимизации вычислительной сложности предлагаемыми алгоритмами сжатия на более вариативных данных, как в плане представительства различных типов покрытий на ГСИ, так и величин спектральных разбросов. Данное ГСИ MoffettField того же спектрометра AVIRIS было представлено матрицей размерами 753×1924 пикселей с разрешением 17.0 м. Из 1448772 пикселей 68335 представляют фрагменты, не прошедшие сканирования. В качестве представителей кластеров были взяты эталоны, полученные при сжатии ГСИ для $\sigma = 10$ с оценкой сходства ε_m^{st} . В результате было получено 764 эталона за время $\approx 10'$. Сложность вычислений составила 675863990 операций вычислений оценок сходства. Для $\sigma = 5$ количество операций составило 10300082029 и исходным алгоритмом сжатия было получено 12891 эталон за время в $\approx 160'$. Время работы предлагаемого алгоритма сжатия для $\sigma = 5$ на базе полученных кластеров составило $\approx 13'$, что соответствует теоретическим оценкам. На рисунке 4 представлены графики зависимости количества используемых эталонов от текущего номера пикселя ГСИ при различных порогах сжатия и их аппроксимации аналитическими функциями.

6. Заключение

Проведенные эксперименты на ГСИ подтвердили оценки ожидаемого увеличения быстродействия модифицированных алгоритмов сжатия на базе распознавания с самообучением. Установлено, что быстродействие модифицированных алгоритмов сжатия более чем на порядок выше их исходных аналогов. Дальнейшего увеличения быстродействия можно достичь распараллеливанием схемы вычисления при получении эталонных представителей кластеров.

7. Литература

- [1] Лебедев, Л.И. Распознавание и классификация объектов гиперспектрального изображения / Л.И. Лебедев // Материалы V Международной научной конференции: «Региональные проблемы дистанционного зондирования земли». – Красноярск: СФУ, 2018. – С. 138-143.
- [2] Лебедев, Л.И. Пространственный анализ гиперспектральных изображений / Л.И. Лебедев, А.О. Шахлан // GraphiCon 2018: труды 28-й Международной научной конференции по компьютерной графике и машинному зрению. – Томск: ТПУ, 2018. – С. 150-153.
- [3] Лебедев, Л.И. Корреляционно – экстремальные контурные методы распознавания. Теоретические основы: Учебное пособие / Л.И. Лебедев. – Нижний Новгород: Изд-во Нижегородского государственного университета, 2013. – 113 с.

Благодарности

Работа выполнена при поддержке Российского Научного Фонда, проект № 16-11-00068.

Optimization of computational complexity of lossy compression algorithms of hyperspectral images

L.I. Lebedev¹, A.O. Shakhlan²

¹Lobachevsky State University of Nizhni Novgorod, Ul'janova street 10, Nizhny Novgorod, 603005, Russia

²Bauman Moscow State Technical University, 2-ja Baumanskaja street 5/1, Moscow, 105005, Russia

Abstract. The paper discusses the solution of the problem of increasing the speed of the compression algorithm of hyperspectral images (HSI), based on the methods of recognition. Two methods are proposed to reduce the computational complexity of a lossy compression algorithm. The first method is based on the use of compression results obtained with other parameters, including the recognition method. The second method is based on adaptive pixel partitioning of a hyperspectral image into clusters and calculating similarity estimations only with the standards of one of the subsets. Theoretical and practical estimates of the increase in the speed of the compression algorithm are obtained.